

聴音上の検討を加えた適応ラインエンハンサによる漏水音検知について

幸田 晃[†]

About the leakage-of-water sound detection by the adaptation line enhancer which added the examination on hearing

Akira KOUDA

We used an adaptive filter as an adaptation line enhancer and removed a sudden noise to get mixed with a leak of the water sound, e.g., the vehicle noise. Improvement before and after 10dB was provided in the spectrum domain. However, the leak of water sound was finally entrusted to the judgment of the person in the judgment with the apparatus using the single sensor, and examination in the power of hearing was necessary. A spectrum was a few, but I changed and was not able to judge the signal provided by this suggestion with the leak of water sound in the power of hearing.

Keywords : Leakage-of-water , Adaptive-line-enhancer , Filter, Detection

1. はじめに

1.1 背景

地中に埋設されている水道管は、老朽化などの原因からその一部が破損することがある。その破損部分からの漏水は、水資源の損失はもちろん地盤沈下や管破裂による浸水など、社会的に大きな問題をもたらす原因となる。このため、漏水箇所の早期発見を目的とした検知が必要になる。漏水検知の方法の一つに漏水を振動センサで検知する漏水音検知というものがあり、この方法は単一の振動センサを用いて人間が聴音し行う簡易なシステム¹⁾から複数のセンサを使用して漏水位置を特定するシステム²⁾まで多種にわたる。中でも、単一センサタイプのシステムは小型軽量で利便性が高いため広く用いられている。しかし、センサは漏水音だけでなく車両走行音、工事による振動、人の声や足音などの周囲の騒音をも感知してしまうため、漏水音検知は深夜などの騒音が少ない環境に限られてしまう。そのため、車両交通量や人通りが一日中多い場所で漏水音検知を行う場合には、何らかの騒音対策が必要になる。一方、信号を定常性の強い周期性信号と定常性の弱い非周期性信号に分ける際には、適応フィルタ(Adaptive Digital Filter:以降 ADF と呼ぶ)のアルゴ

リズムを用いた適応ラインエンハンサ(Adaptive Line Enhancer:以降 ALE と呼ぶ)が有効である場合がある³⁾。

そこで、漏水音を周期性信号の集まりと考えた場合、ALEを用いることにより突発的な騒音に埋もれた漏水音を抽出することができるのではないかと考えた。本論文により ALE の有効性が確認できれば、騒音環境下での漏水音検知の精度の向上が期待できる。

1.2 目的

本論文では、突発的な騒音環境下において ALE を応用した漏水音検知を提案し、そのシミュレーションを行い、有効性を検討する。

2. システム原理

2.1 ADF

ADF とは、デジタルフィルタの係数を時間と共に変化させ、出力信号を適応的に目標の信号に近づけるものである。デジタルフィルタの中でもフィルタの係数が有限個のものを FIR (Finite Impulse Response) フィルタといい、図1のような構成となり、出力信号は次式で表される。

$$y(n) = \sum_{j=0}^{N-1} h_j \cdot x(n-j) \quad (1)$$

ここで時刻 n における入力信号を $x(n)$ 、出力信号を $y(n)$ とし、 h_j は j 番目のフィルタ係数、 N はタップ

[†]情報工学科

長を示す．一方，ADFの構成を図2に示す．ADFは目標信

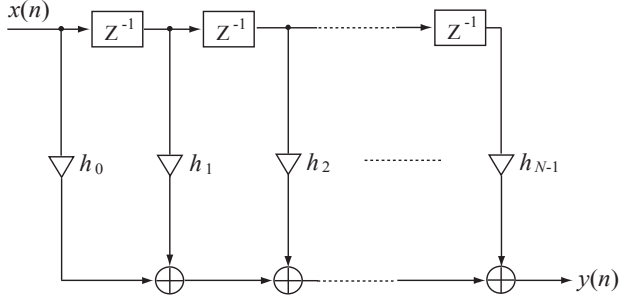


図1 FIR フィルタ

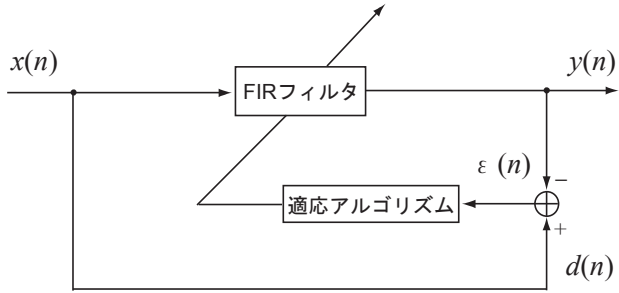


図2 適応フィルタ (ADF)

号 $d(n)$ を出力信号 $y(n)$ で推定するものであり，推定誤差信号 $\varepsilon(n)$ を

$$\varepsilon(n) = d(n) - y(n) \quad (2)$$

として $\varepsilon(n)$ を最小にするように係数 h_j を変化させる． h_j を変化させるにあたって，まず推定誤差の評価量について考える． $\varepsilon(n)$ の自乗値 $\{\varepsilon(n)\}^2$ を $e(n)$ とおくと，式(2)より

$$\begin{aligned} \{\varepsilon(n)\}^2 &= e(n) = \{d(n) - y(n)\}^2 \\ &= d^2(n) - 2d(n)y(n) + y^2(n) \end{aligned} \quad (3)$$

式(3)に式(1)を代入すると，

$$\begin{aligned} e(n) &= d^2(n) - 2d(n) \left\{ \sum_{j=0}^{N-1} h_j \cdot x(n-j) \right\} \\ &\quad + \left\{ \sum_{j=0}^{N-1} h_j \cdot x(n-j) \right\}^2 \end{aligned} \quad (4)$$

となる．次に $e(n)$ を最小にするためにはグラディエント・ベクトル $\nabla e(n)$ を求めればよい．そこでまず，時間変化する係数 h_j を $h_j(n)$ として，式(4)の $e(n)$ を $h_j(n)$ で偏微分すると，

$$\begin{aligned} \frac{\partial e(n)}{\partial h_j(n)} &= -2d(n)x(n-j) \\ &\quad + 2 \sum_{m=0}^{N-1} h_m(n) \cdot \{x(n-j)x(n-m)\} \end{aligned} \quad (5)$$

となる．そして式(2)に式(1)を代入し

$$d(n) = \sum_{m=0}^{N-1} h_m(n) \cdot x(n-m) + \varepsilon(n) \quad (6)$$

とし，両辺に $x(n-j)$ をかけると

$$\begin{aligned} d(n)x(n-j) &= \sum_{m=0}^{N-1} h_m(n) \cdot \{x(n-m)x(n-j)\} \\ &\quad + \varepsilon(n)x(n-j) \end{aligned} \quad (7)$$

となる．そして，式(7)を式(5)の右边第一項に代入すると

$$\frac{\partial e(n)}{\partial h_j(n)} = -2\varepsilon(n)x(n-j) \quad (8)$$

となる．ここで， $\mathbf{x}^T = (x(n), x(n-1), \dots, x(n-N+1))$ (T は転置行列を表す) とおくと， $\nabla e(n)$ は

$$\nabla e(n) = -2\varepsilon(n)\mathbf{x}(n) \quad (9)$$

となる． $h_j(n)$ はこの $\nabla e(n)$ を用いて次式でその値を時間ごとに更新していく．

$$\mathbf{h}(n+1) = \mathbf{h}(n) + 2\mu\varepsilon(n)\mathbf{x}(n) \quad (10)$$

ただし， $\mathbf{h}^T = (h_0(n), h_1(n), \dots, h_{N-1}(n))$ とし， μ は収束係数と呼ばれ， $\mathbf{h}(n)$ の更新量を表す．

2.2 ALE

ALEとは，ADFの応用として騒音に埋もれた周期的な信号が存在する場合に，騒音を抑圧して周期的な信号を強調するシステムである．本論文では，ADFの係数更新アルゴリズムとして学習同定法を用いる．時刻 n において，周期性信号 $S(n)$ と騒音 $v(n)$ の加算を入力信号 $x(n)$ とし，

$$x(n) = S(n) + v(n) \quad (11)$$

推定誤差信号 $\varepsilon(n)$ ，出力信号 $y(n)$ ，目標信号 $d(n)$ としたときのALEの構成を図3に示す．このとき，フィルタ係数を $\mathbf{h}(n)$ ，ステップサイズを μ ，タップ長を N として，フィルタ係数の更新を式(10)で行い，学習同定法を用いた際の μ を式(12)で定義する．また， α は学習同定法における更新係数である．

$$\mu = \frac{\alpha}{\sum_{j=0}^N x^2(n-j)} \quad (\text{但し, } 0 < \alpha < 1) \quad (12)$$

図3の Z^{-M} は $x(n)$ を M サンプル遅らせ $x(n-M)$ を作るための遅延器である．ALEでは目標信号を $d(n)$ とし，適応フィルタの部分には $x(n-M)$ を入力する．一般に騒音のようなランダムな信号の自己相関関数は遅延が0の時最大で，遅延が大きくなるにつれて急激に減少する．一方，周期的な信号の自己相関関数は遅延が0および周期の整数倍のところで最大になり，それ以外のところでも急激に減少するというわけではない．したがって，入力信号を M サンプル遅らせるための遅延器を挿入することでALEの $x(n)$ と出力信号 $y(n)$ の騒音成分の間の相関は非常に小さくなる．反対に， $x(n)$ と $y(n)$ の周期的な信号の成分の間の相関はある程度大

きな値になる。

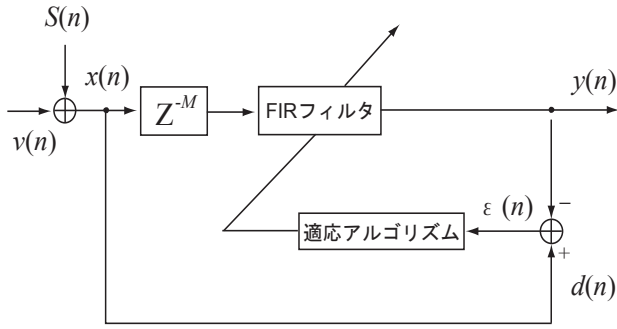


図3 ALE

ALEは $x(n)$ と $y(n)$ の自乗平均誤差が小さくなるように作用するので、相関の大きな成分は強調され、相関の小さな成分は抑制される。

2.3 提案システム

前述のALEの働きにより、漏水音を周期性信号の集まりと考えた場合、ALEを用いて突発的な騒音に埋もれた漏水音の抽出が可能であると考えられる。ここで、ALEの入力信号には定常的に漏水音が存在しており、騒音を突発的な車両騒音に限定すると、騒音の影響による係数更新を減らすことができれば係数は漏水音だけに合うように成長していくのではないかと考えた。そこで、ALEに比較器を挿入することにする。図4にその構成を示す。

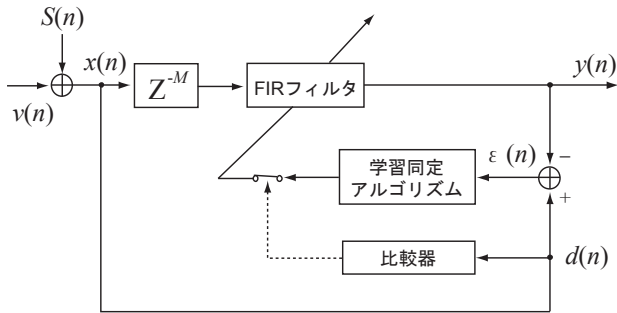


図4 提案システム

挿入した比較器では、目標信号 $d(n)$ と目標信号の最大値の平均 $Median\{d_{\max}(m)\}$ の二つの値を比較し、式(12)の μ を用いてフィルタ係数の更新は式(13)で行うこととし、 $Median\{d_{\max}(m)\}$ を求める手順と比較器内の処理を図5に示す。

$$h(n+1) = \begin{cases} h(n) + 2\mu\epsilon(n)x(n) & \text{if } |d(n)| \leq Median\{d_{\max}(m)\} \\ h(n) & \text{else } |d(n)| > Median\{d_{\max}(m)\} \end{cases} \quad (13)$$

ここで、 $d_{\max}(m)$ は切り出し区間ごとの最大値であり、

$$d_{\max}(m) = \max\{|d(n)|, \dots, |d(n+l-1)|\} \quad (14)$$

とする。但し、 $m = INT(n/l)$ 、 $Median\{\}$ は集合のメディアン値を示し、切り出しサンプル数 l は512とする。

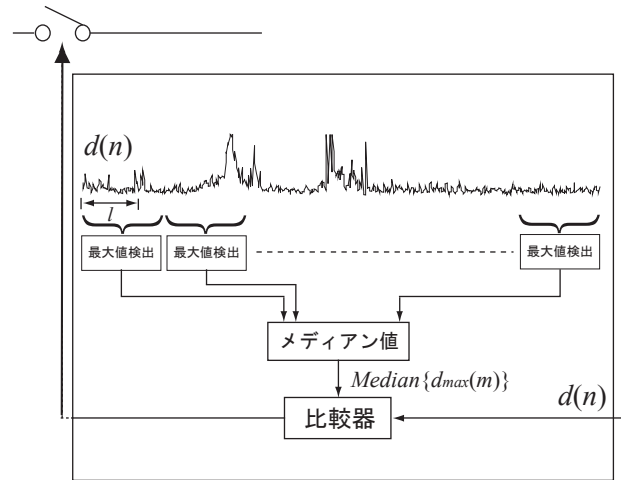


図5 比較器内の処理

比較器により、 $d(n)$ が $Median\{d_{\max}(m)\}$ より大きい場合には、騒音が混入したと判断してフィルタ係数の更新を行わず、 $d(n)$ が $Median\{d_{\max}(m)\}$ 以下の場合にだけ係数の更新を行うように制御する。これにより、騒音の影響による係数更新を減らすことができ、ALEのフィルタ係数は比較器挿入前よりも漏水音に当てはまるように成長することが期待できる。

3. シミュレーション

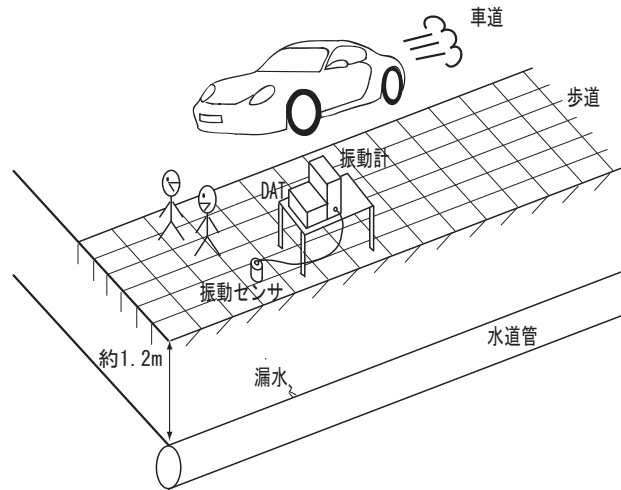


図6 収集状況

本論文のシミュレーションはソフト上で行うこととする。まず、このような収集状況で漏水音と車両騒音や人間の会話等の周辺騒音が混在しているものを実際に振動センサで収集し、振動計を通してDATに録音する。その後、DATに録音したデータをPCにオフラインで取り込み、その信号を入力信号 $x(n)$ として提案システムにかけ、得られた出力信号 $y(n)$ を抽出した漏水音として評価する。

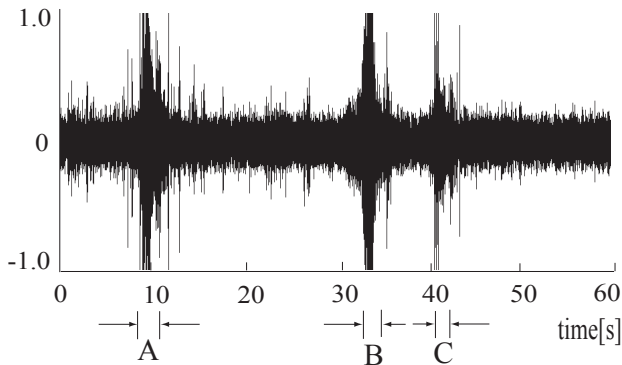


図7 入力信号

ここで、シミュレーションで扱う信号の標準化周波数は8kHz, 量子化精度は16bit, 録音時間は60sとする. シミュレーションに用いる入力信号 $x(n)$ を図7に示す. $x(n)$ は、漏水音が定常的に存在しているものに突発的に騒音が混入している信号であり, A, B, Cはそれぞれ騒音が存在している区間である. また, 提案システムを用いる際には, タップ長 N , 遅延量 M , ステップサイズ μ 等のパラメータを最適なものを選ぶ必要がある. まず, タップ長 N については多ければ多いほどよいとされているが, タップ長の増加は処理量の増加を引き起こすことになる⁴⁾. そのため, 本論文では一般に人間の可聴範囲の下限とされている20Hzに対応できるタップ長として $N=400$ と決めてシミュレーションを進める. これは, 単一センサタイプのシステムの漏水音検知の場合, 最終的な判断は観測者が聴音することによって行うためである.

次に, 遅延量 M については漏水音の周期の整数倍を選ぶことにする. これは, 漏水音の周期分だけ $x(n)$ を遅らせることで, 遅延後の漏水音成分の自己相関関数の減少を抑え, ALEのフィルタ係数を漏水音のみに当てはまるように成長させるためである. このとき, 漏水音の周期は, $x(n)$ を参照し, 騒音が存在していない区間の周波数スペクトルを出すことで確認することができる. 図8は漏水音のみの区間の一部のスペクトルであり, 以後これを漏水音のスペクトルとする.

このスペクトルにより, 漏水音の周波数は440Hz, 900Hz付近だということが分かる. 本シミュレーションで扱う信号のサンプリング周波数は8kHzであるので, 440Hzの波の周期は18ポイント, 900Hzの波の周期は9ポイントとなる. よって, 二つの周期が一致する最小の値として18を遅延量の M として用いることにする.

最後に, ステップサイズ μ を設定する. 学習同定法における μ は式(12)で定義され, μ は $x(n)$ と更新係数 α によって決まる. よって, α を最適な値に設定することとなる. ここで, α を小さくした場合, ALEは周期性信号のみを出力するように働く. 反対に, α を大きくすると非周期性信号までも抽出しようとする. 従って, 騒音に埋もれた周期性信号を抽出する場合には

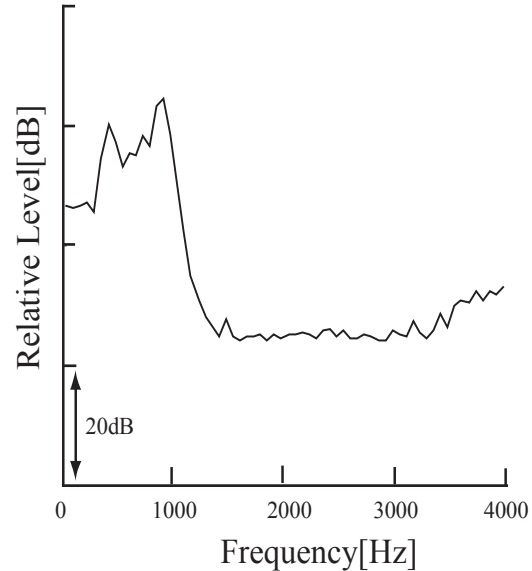


図8 漏水音のみの区間のスペクトル

α をある程度小さい値に設定すればよい. しかし, 本実験における抽出の対象は漏水音であり, 漏水音は成分の一部に非周期性信号を含むため, 完全な周期性信号の集まりとは言えない. このため, 漏水音を歪ませずに抽出するには α を極端に小さくすることができない. そのため, 本シミュレーションでは α を0.4とした.

4. シミュレーション結果

図9は入力信号, 図10, 図11は前章で定めたパラメータを用いた場合のALEと提案システムの出力信号についてそれぞれ波形とスペクトログラムを示している. ALEの出力信号と入力信号を比較した場合, 多少の変化はあるが, 大きな変化を見つけることは難しい. 一方, 提案システムの出力信号と入力信号を見てみると, 出力信号波形では, 騒音が存在するA, B, Cの区間の振幅が入力信号波形と比べて大きく減少し, 騒音が存在しない区間の振幅に近づいていることが確認できる.

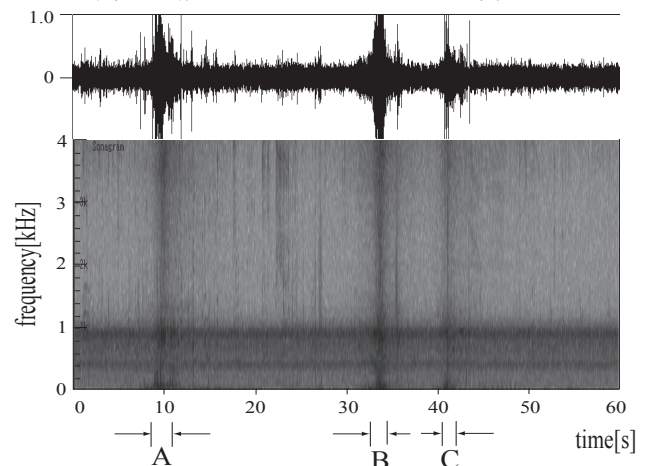


図9 入力信号波形

また, ALEと提案システムの出力信号を見ても, 提案手法を用いた方の信号ではALEに比べて騒音が存在する区間の振幅が著しく減少していることが分かる.

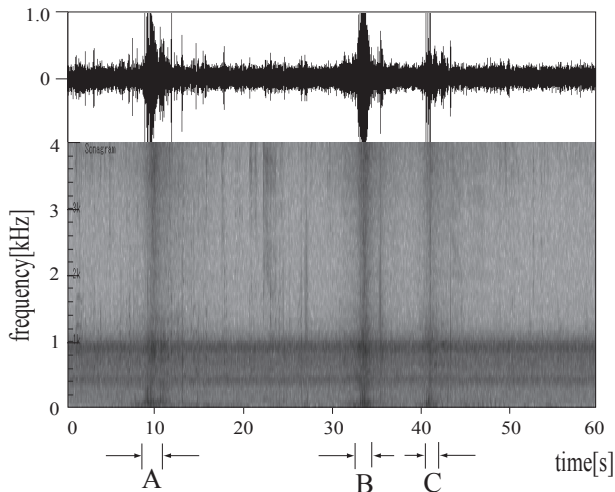


図 10 出力信号波形 (ALE)

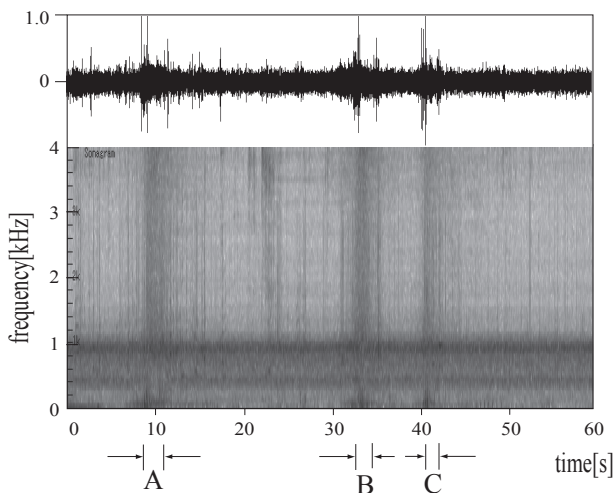


図 11 出力信号波形 (提案手法)

次に、区間ごとの入力信号、ALEによる出力信号、提案手法による出力信号、漏水音の四つのスペクトルを比較する。図13はB区間における各信号のスペクトルである。ALEを用いた場合、1100Hz以上のスペクトルは漏水音に近づいているが、それ以下の周波数スペクトルについて入力信号との変化はほとんど見られない。一方、提案手法を用いた場合、出力信号のスペクトルは入力信号に比べて全体的に漏水音に近づき、かつ下回っていないことが確認できる。これにより、漏水音成分には大きな影響を与えていないことが分かり、図11の出力信号波形において著しく減少した振幅は主に騒音成分であると判断できる。続いて、図13、図14にA、C区間の各スペクトルを示す。A区間ではB区間と同様にスペクトルは漏水音に近づいているが、440Hz付近のスペクトルが漏水音に比べて下回ってしまっている。そこで、入力信号のスペクトルを見てみると、騒音によってピークが完全に隠れていることが分かり、そのため抽出が困難になってしまったと考えられる。また、C区間においてもB区間ほどではないが、入力信号に比べて漏水音に近づいている。

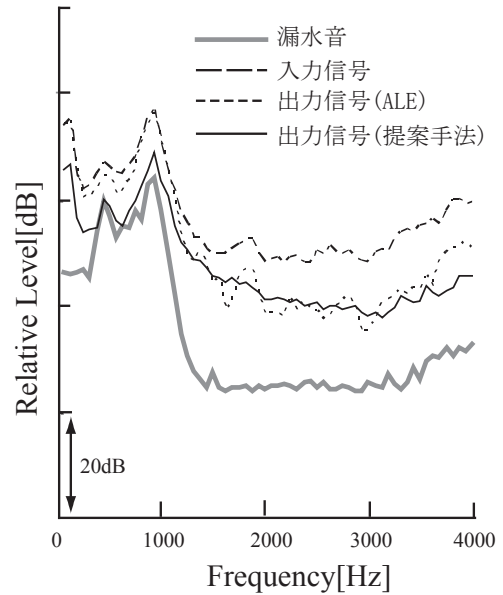


図 12 B 区間のスペクトル

以上のことから、提案手法はALEよりも1100Hz以下の騒音成分を多く低減することができていることが分かる。さらに、A、B、Cいずれの区間においても入力信号に含まれる騒音成分を低減していることがスペクトル上から確認することができた。

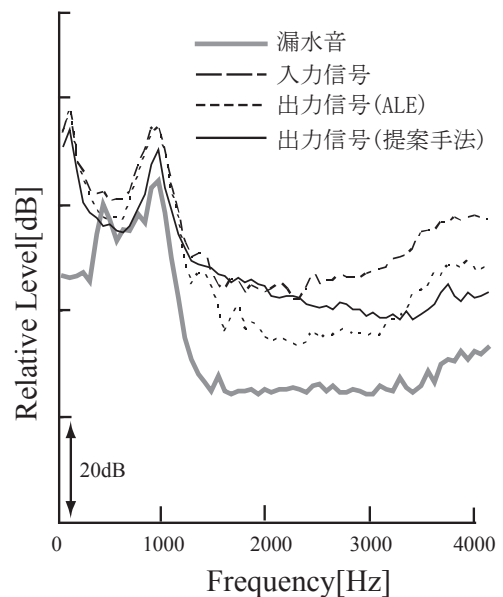


図 13 A 区間のスペクトル

図15に入力信号、ALEによる出力信号、提案手法による出力信号のパワ包絡、及びA、B、C区間での入力信号と提案手法を用いた出力信号の差を示している。この図より、ALEと比べて提案手法を用いた場合の方が騒音のパワ低減効果が高いことが分かる。また、提案手法を用いた際の各区間のパワ差は、A区間は16.3dBから8.7dBとなり7.6dB、C区間では11.0dBから7.6dBとなり3.4dB、そしてB区間が最も変化が大きく、16.5dBから8.5dBとなり8.0dBであった。そして、A、B、Cの三区間平均では6.89dBの騒音のパワを低減し、提案システム

の騒音低減効果を確認できた。加えて、騒音が存在しない区間ではパワの変化は小さいため、漏水音への影響は小さいと考えられる。これにより、突発的な騒音環境下での漏水音検知における提案システムの有効性を確認することができた。

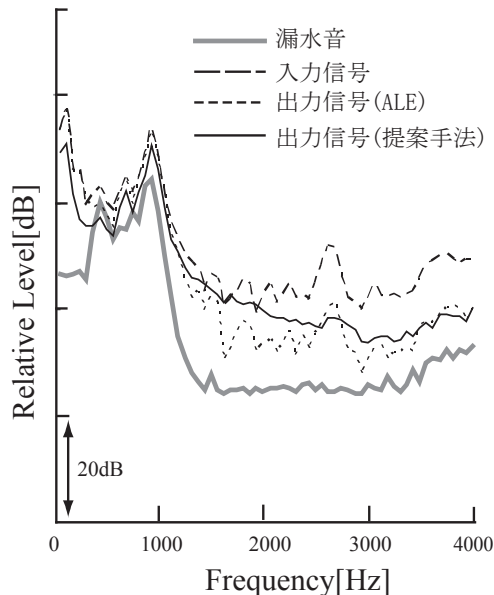


図 14 C 区間のスペクトル

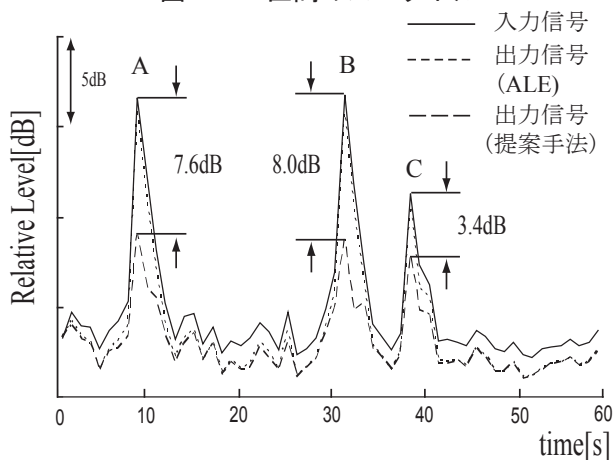


図 15 入出力信号のパワ包絡及び A, B, C 区間における入力信号と出力信号(提案手法)の差

5. 聴音上において

漏水音の判定には、現在でも人の聴音上の判定が、最終的に用いられている。そこで本提案により得られた、漏水音とされる信号を数人の技術者に聞いてもらったところ、スペクトルが多少なりとも変形するためか、漏水音と判定するに至らなかった。

6. おわりに

本論文では、突発的な騒音環境下での漏水音検知のために ALE を応用したシステムを提案し、シミュレーションを行いその有効性について検討した。その結果、騒音が存在する区間において平均 6.89dB の騒音を低減

し、ALE を上回る騒音低減効果を得ることができた。しかし、人の聴音上は漏水音との判定に至らなかった。

参考文献

- 1) フジテコム株式会社,
(<http://www.fujitecom.co.jp>)
- 2) 宮元恒夫, 佐野透, 棚村俊二: “漏水位置特定技術の研究開発”, 環境システム計測制御学会誌, 第3巻1号, pp. 37-42, (1998, 1)
- 3) 浦部英二, 岡村幸雄, 西原明法: “分割適応ラインエンハンサ”, 電気情報通信学会誌, J79-A, No. 1, pp. 1-10, (1996, 1)
- 4) 藤井健作, 杉原裕司, 笹岡直人, 伊藤良生: “音声に重畳した周期性騒音の低減法”, 日本音響学会誌, 61, pp. 636-644, (2005, 11)